

Contrôle d'impédance dans les interfaces cerveau-machine

Rodolphe Héliot^{1,2} and Jose M. Carmena^{1,2,3}

¹ Department of Electrical Engineering and Computer Sciences

² Helen Wills Neuroscience Institute

³ Program in Cognitive Science

University of California, Berkeley, CA 94720, USA

rodolphe.heliot@gmail.com

Résumé - Les interfaces cerveau-machine visent à contrôler un dispositif artificiel (bras robot ou curseur sur une interface graphique, par exemple) à l'aide de signaux biologiques enregistrés dans le cerveau. Une interface cerveau-machine motrice se compose classiquement de quatre éléments : un dispositif pour enregistrer l'activité neurale, un algorithme transformant cette activité en signaux de commande, un système à contrôler, et un mécanisme qui informe l'utilisateur de l'état de ce système. A partir d'enregistrements intra-corticaux, nous nous sommes penchés sur l'apport des modèles dynamiques dans les algorithmes de transformation de l'activité neurale en plan moteur. Précisément, nous avons montré qu'il est possible d'extraire de l'activité neurale, en plus de la cinématique du mouvement désiré, des informations concernant la dynamique de ce mouvement. Pour cela, nous utilisons un modèle musculo-squelettique du bras dont les variables d'entrée sont les excitations musculaires. Il est alors possible d'en déduire simultanément des informations de position et de raideur ; la modélisation du système musculo-squelettique assure la cohérence physique de ces deux estimations. Une procédure de contrôle optimal visant à inverser le modèle dynamique a été mise en place pour permettre un apprentissage. A terme, nous espérons que des neuroprothèses intégrant un contrôle d'impédance seront plus fiables dans des environnements quotidiens.

Mots-clé - Interfaces Cerveau-Machine ; Contrôle d'impédance ; Modèle musculo-squelettique ; Contrôle Optimal

I. INTRODUCTION

A. Situation

Rien qu'aux USA, on déplore chaque année environ 11 000 nouveaux cas de paralysie permanente (paraplégie, tétraplégie), qui viennent s'ajouter à une population d'environ 200 000 patients [22]. Jusqu'à récemment, la majorité des recherches visant à restaurer les fonctions motrices des personnes handicapées suite à une lésion de la moelle épinière se concentraient sur la réparation des fibres nerveuses, de manière à restaurer leur connectivité et donc leur fonctionnalité [23]. Même si cette stratégie a donné quelques résultats encourageants, tels qu'une restauration partielle de la mobilité de certains membres, le but - ultime- consistant à restaurer des actes moteurs complexes tels que la saisie d'un objet reste aujourd'hui un défi majeur. Les interfaces cerveau-machine (ou Brain-Machine Interfaces, BMIs, en anglais) proposent une alternative intéressante aux approches existantes. Ce paradigme vise à faire percevoir à son utilisateur des informations sensorielles, ainsi qu'à lui permettre de contrôler des actions motrices à l'aide d'une interface directe entre son cerveau et un système artificiel, virtuellement de la même façon qu'un sujet valide voit, marche, ou se saisit d'un objet à l'aide de ses propres membres (figure 1).

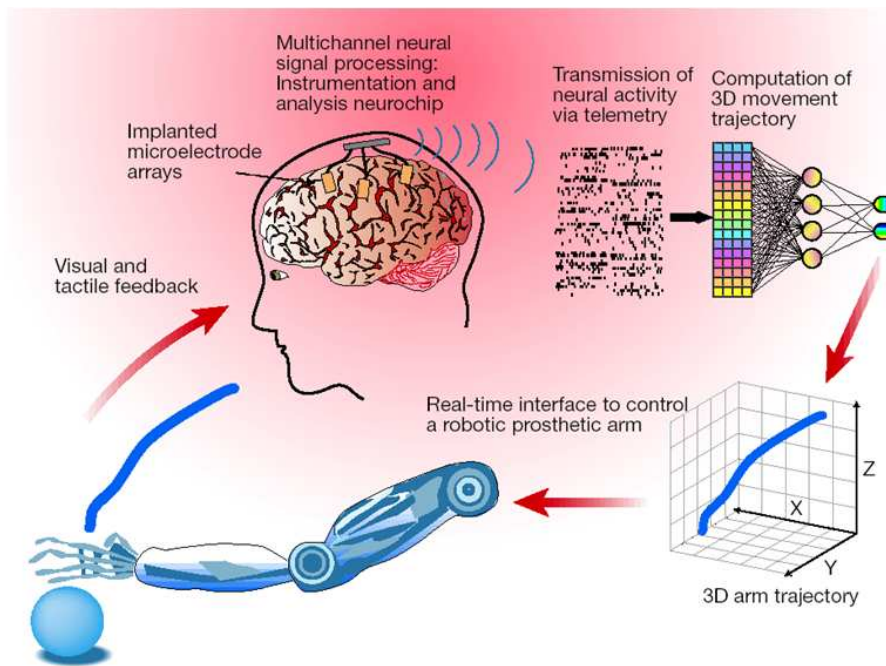


Fig. 1. Concept d'une interface cerveau-machine.

B. Technologies

Plusieurs technologies permettent théoriquement de mesurer l'activité neurale. La plus simple consiste à effectuer des enregistrements de surface (électro-encéphalogramme, ou EEG), où les électrodes sont posées sur le scalp. Plus invasive, l'électro-corticographie fait appel à des électrodes placées sur le cortex, sous le crâne. Encore plus invasifs sont les enregistrements intra-corticaux, où les électrodes sont implantées à l'intérieur même du cortex. Pour brosser un tableau plus complet des techniques potentiellement utilisables, il faudrait mentionner les méthodes d'imagerie (imagerie par résonance magnétique, magnéto-encéphalographie), mais ces dernières ne sont pas pratiquement exploitables dans un paradigme d'interface cerveau-machine (faible résolution spatiale, équipement beaucoup trop « lourd »).

Si l'on cherche à contrôler de manière fine la trajectoire d'une prothèse de bras, par exemple, des informations les plus précises possibles sur l'activité neurale relative à ce mouvement sont requises. Pour cette raison, de telles BMIs utilisent des enregistrements intra-corticaux, où des matrices de micro-électrodes sont implantées dans les aires motrices du cerveau. Les signaux enregistrés par ces micro-électrodes sont transmis à un algorithme qui les transforme en un plan moteur. Ce plan est ensuite suivi par un système artificiel, qui peut être un simple curseur sur un écran ou bien un robot (préfigurant alors la prothèse qu'utiliserait un patient paralysé). Une boucle fermée s'établit alors au travers du retour visuel qu'a le sujet du système contrôlé.

C. État de l'art

La recherche dans le domaine des interfaces cerveau-machine a été très animée ces dix dernières années, avec des démonstrations convaincantes de primates non-humains et humains contrôlant des robots ou des curseurs en temps réel [36], [27], [6], [32], [33]. Ces démonstrations peuvent être divisées en deux catégories bien distinctes : 1/ contrôle continu de la position ou de la vitesse du système contrôlé ou 2/ contrôle discret de variables plus abstraites, tels que la position de la cible visée ou le type d'action que

l'on souhaite réaliser. Les recherches que nous menons se situent dans la première catégorie, qui autorise plus de versatilité et ouvre la voie au contrôle fin de prothèses.

D. Motivations

Lorsqu'on se penche sur les systèmes d'interface cerveau-machine qui utilisent des stratégies de contrôle continues (cf. I-C), il apparaît que la grande majorité des recherches considère la main du primate comme une source de mouvement pur (seulement la cinématique). Ceci n'a rien de surprenant étant donné le nombre d'études montrant que l'activité corticale est plus ou moins associée à certaines variables haut-niveau du mouvement, telles que la position ou la vitesse [9], [10], [5], [20], [35]. Se basant sur cette hypothèse, ces mêmes enregistrements corticaux ont été utilisés pour prédire la trajectoire de la main, avec une précision raisonnable [27], [6], [33]. Aujourd'hui, ces démonstrations ont fourni une preuve de concept solide pour les BMIs.

Toutefois, il manque dans ces schémas de contrôle du mouvement l'information requise pour interagir avec des objets réels, où la dynamique intervient en plus de la cinématique, dans lesquels les forces et les couples générés par l'interaction entre la main et son environnement jouent un rôle crucial. En particulier, le système musculo-squelettique du corps humain module son impédance mécanique (c'est à dire l'inertie, l'amortissement, et la raideur désirés) pour interagir correctement avec l'environnement. De nombreuses études ont montré que cette modulation est essentielle à une bonne interaction avec différents environnements [11], [4], [16]. Par exemple, nous augmentons la raideur de notre main lorsque nous écrivons, et la diminuons quand il s'agit de manipuler un oeuf¹. Aujourd'hui, aucun système d'interface cerveau-machine ne module l'impédance mécanique du robot contrôlé. A terme, une neuro-prothèse de bras devrait pouvoir intégrer une telle fonctionnalité, l'amenant vers de meilleures performances dans des scénarii tirés du monde réel.

E. Bases neurophysiologiques

L'hypothèse sous-jacente au contrôle de l'impédance par les BMIs est que le cortex moteur encode des variables dynamiques telles que la force, en plus des variables cinématiques telles que la direction ou la vitesse du mouvement [8]. Plusieurs études ont mis en évidence des différences systématiques dans l'activité neurale pour des mouvements ayant la même direction, mais dans différentes configurations articulaires ou bien mettant en jeu des forces différentes [5], [25], [17], [1]. Mussa-Ivaldi [21], et plus récemment Todorov [31], [30] ont établi des relations directes entre l'activité du cortex moteur et l'activité musculaire, l'idée étant de contrôler un modèle simplifié du système musculo-squelettique. Partant de là, le contrôle direct de l'impédance, à commencer par la raideur, d'une neuro-prothèse est envisageable, comme nous allons le montrer par la suite.

F. Aperçu du système

Pour construire une interface cerveau-machine pouvant contrôler simultanément position et raideur, deux composantes majeures sont requises : d'une part une méthode d'estimation donnant à la fois la position et la raideur ; d'autre part une plateforme robotique et une loi de commande permettant de prendre en compte ces deux variables (voir figure 2). On gardera à l'esprit que les traitements proposés doivent pouvoir être effectués en temps réel.

Les techniques de contrôle d'impédance étant bien connues en robotique [24], nous nous focalisons par la suite à décrire en détail les méthodes d'estimation en temps réel de la raideur (section II), après une présentation du matériel et des méthodes expérimentales que nous utilisons (section I-G), ainsi que de quelques notions auxquelles nous ferons référence par la suite. Des résultats de simulation et expérimentaux sont ensuite présentés en section III, et sont suivis d'une discussion.

1. à moins qu'il ne s'agisse de faire une omelette.

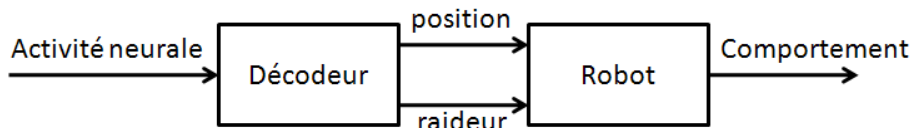


Fig. 2. Schéma général d'une interface cerveau-machine contrôlant simultanément position et raideur.

G. Cadre de travail

1) *Enregistrement de l'activité neurale*: Des singes macaque (*Macaca mulatta*) sont implantés, avec un total de 192 micro-électrodes (constituées de micro-cables de tungstène) distribuées sur 3 matrices de 64 électrodes chacune (35 microns de diamètre, 500 microns entre chaque électrode), formant une grille de 8*8 électrodes. Le système d'acquisition (Plexon Inc., Dallas, Texas, United States) peut enregistrer jusqu'à 512 canaux simultanément, ce qui permet l'enregistrement d'un ou plusieurs neurones par électrode. La fréquence de décharge « instantanée » des neurones est calculée en comptant le nombre de potentiels d'action apparus dans une fenêtre de temps donnée, typiquement 100 ms. Les aires corticales sur lesquelles sont implantées les matrices de micro-électrodes sont le cortex moteur primaire contralatéral (M1), mais aussi le cortex moteur primaire ipsilatéral et le cortex prémoteur dorsal (PMd) contralatéral (voir figure 3). Seuls les enregistrements du côté contralatéral seront utilisés dans cette étude. Les singes sont entraînés à effectuer des tâches de pointage (déplacer la main du centre vers une cible située en périphérie de l'espace de travail), leur bras étant inséré dans un exosquelette décrit ci-après.

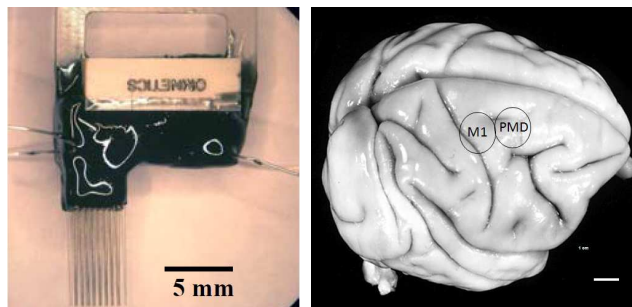


Fig. 3. Matrice de micro-électrodes et sites d'implantation dans les cortex moteur et prémoteur.

2) *Plateforme robotique*: La plateforme robotique que nous utilisons est un exosquelette de bras appelé KINARM (BKIN Technologies, Ontario, Canada [26]). Il possède deux degrés de liberté (épaule et coude dans le plan horizontal), et peut être utilisé selon trois modes différents (voir aussi figure 4) : un mode « passif » dans lequel il sert à enregistrer les mouvements du primate, et permettant de projeter sur un écran de virtualisation la position de la main du primate, ainsi que différentes cibles qu'il doit chercher à atteindre ; un mode « semi-actif » dans lequel des perturbations peuvent être appliquées pendant le mouvement par l'intermédiaire de moteurs ; un mode « actif » où l'exosquelette se comporte comme un robot-esclave. Les perturbations ou les commandes de mouvement sont appliquées par deux moteurs sur les articulations de l'épaule et du coude ; des encodeurs mesurent la position angulaire de ces deux articulations. La valeur des couples appliqués peut également être mesurée.

3) *Impédance Mécanique*: Pour s'assurer une bonne interaction avec son environnement, un effecteur (le bras d'un primate par exemple, ou un bras-robot) doit contrôler les forces qu'il développe pendant qu'il effectue sa tâche motrice. Pour gérer cette question, le concept de contrôle d'impédance a été introduit dans les années 1980 par N. Hogan [15]. L'idée générale du contrôle d'impédance est d'assigner une dynamique désirée au robot alors qu'il interagit avec son environnement. Sa performance est spécifiée par une impédance dynamique qui s'apparente à un système masse-ressort-amortisseur. La force développée

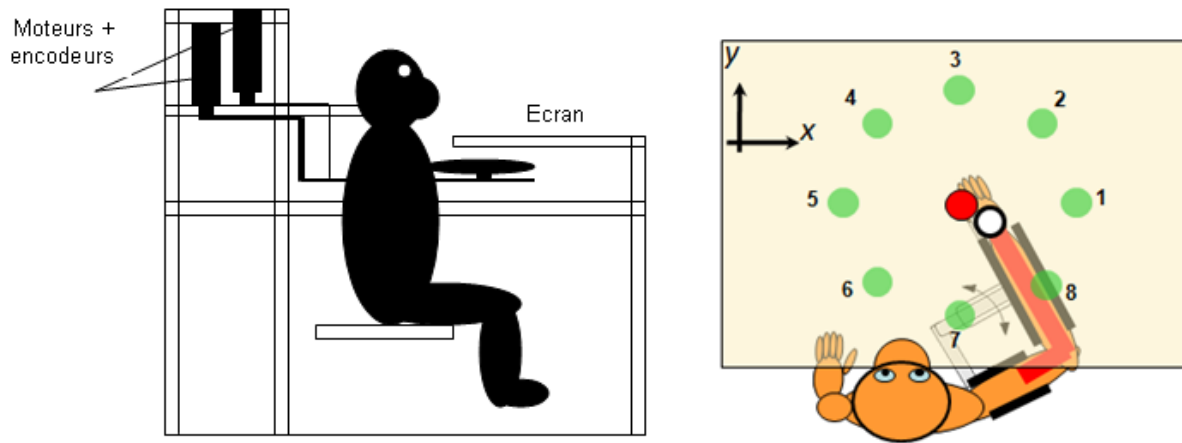


Fig. 4. La plateforme KINARM vue de côté et de dessus.

par l'effecteur et sa cinématique sont liées par une impédance mécanique, dont le comportement peut être décrit par l'équation suivante :

$$\mathbf{f} = \mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{B}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{K}\mathbf{x} \quad (1)$$

où \mathbf{M} , \mathbf{B} , \mathbf{K} représentent l'inertie, l'amortissement, et la raideur désirés ; \mathbf{x} , $\dot{\mathbf{x}}$, et $\ddot{\mathbf{x}}$ sont la position, la vitesse, et l'accélération de l'effecteur, et \mathbf{f} est la force perçue par l'effecteur résultant de son interaction avec l'environnement.

On peut imposer un comportement d'impédance à un robot à l'aide de lois de commande spécifiques [24]. Dans un système musculo-squelettique, plusieurs facteurs contribuent à la modulation de l'impédance [16] : les masses et inerties, les propriétés passives et actives des muscles, les réflexes, et le niveau de co-contraction des muscles. La co-contraction, c'est à dire l'activation simultanée de muscles antagonistes, peut être vue comme un moyen pour les systèmes biologiques de moduler volontairement l'impédance, et plus particulièrement la raideur.

II. ESTIMATION DE LA POSITION ET DE LA RAIDEUR : MÉTHODES

Pour estimer simultanément les variables de position et de raideur à partir de l'activité neurale, plusieurs méthodes seraient envisageables. Une des plus simples consisterait à relier l'activité neurale à la position et indépendamment à la raideur à l'aide d'une technique d'apprentissage statistique supervisé (réseaux de neurones artificiels, filtre de Wiener, ...), dans la droite lignée de ce qui a été fait jusqu'à présent dans le domaine des interfaces cerveau-machine [27], [29], [6] (voir figure 5).

Une telle solution soulève toutefois deux questions : d'abord, il faut être en mesure de fournir à l'algorithme d'apprentissage supervisé des jeu de données entrées/sorties. Si ce n'est pas un problème concernant les variables cinématiques (on peut mesurer facilement la position et la vitesse en même temps que l'activité neurale, notamment grâce au KINARM), la mesure de l'impédance mécanique du bras se révèle autrement plus compliquée. Des procédures expérimentales existent [11], [3], mais nécessitent un appareillage complexe mettant en jeu des mécanismes actifs perturbant le mouvement ; aussi, de nombreux essais sont requis pour parvenir à une estimation fiable. Ensuite, une estimation totalement indépendante des variables de position et de raideur pourrait conduire à d'éventuelles contradictions.

Pour ces deux raisons, nous proposons l'utilisation d'un autre procédé d'estimation, se basant sur un modèle dynamique du système musculo-squelettique du bras. Dans ce modèle, les excitations musculaires

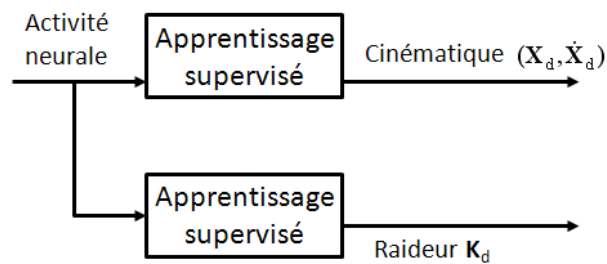


Fig. 5. Utilisation de deux instances indépendantes d'une méthode d'apprentissage supervisé (ANN, filtre de Wiener, ...) pour estimer la trajectoire et la raideur à partir de l'activité neurale.

sont les variables d'entrée et génèrent le mouvement ; on peut extraire du modèle à la fois la cinématique, par dynamique directe, et la raideur (voir figure 6). Dans un contexte d'interface cerveau-machine, des prédictions des excitations musculaires sont fournies par un décodeur de l'activité neurale, basé lui-même sur une méthode d'apprentissage statistique. Pour pouvoir entraîner ce décodeur, il faut fournir à l'algorithme d'apprentissage un jeu d'entrées/sorties constitué de l'activité neurale d'une part, et des excitations musculaires d'autre part. Une image de ces dernières pourrait être donnée par des enregistrements électromyographiques (EMG), mais ces mesures sont difficiles à effectuer, surtout lorsqu'un grand nombre de muscles est mis en jeu, et sont très bruitées. Cependant, il est possible de reconstruire des estimations de l'excitation musculaire à partir des observations de position articulaire, à l'aide d'une méthode de contrôle optimal. Cette approche a récemment été utilisée par [2], et s'est révélée efficace. Éventuellement, des enregistrements EMG peuvent être utilisés pour valider les prédictions d'excitations musculaires données par l'algorithme de contrôle optimal, mais ne sont pas indispensables. Un tel procédé d'estimation couplée de la cinématique et de la raideur a déjà été proposé par [18] ; toutefois, les auteurs n'y montraient aucune méthode ni résultats d'estimation de la raideur. De plus, le modèle de muscle utilisé dans cette étude était un modèle statique, simplifiant la procédure d'estimation des excitations musculaires (qui pouvait alors se faire par un réseau de neurones, les dispensant du besoin d'un algorithme de contrôle optimal), mais conduisant à une corrélation plutôt faible entre les prédictions des excitations musculaires et les mesures EMG pour de petites échelles temporelles (de l'ordre de la seconde). Dans ces travaux, nous allons donc nous attacher à développer un modèle réellement dynamique (muscles inclus) du système musculo-squelettique du bras, puis montrer comment on peut en extraire sa raideur en parallèle de sa cinématique.

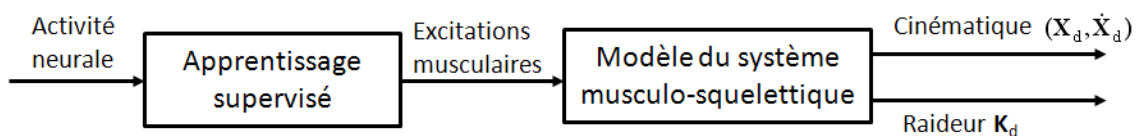


Fig. 6. Estimation couplée des variables de position et de raideur.

A. Modèle du système musculo-squelettique

Le bras du primate (*Macaca mulatta*) est modélisé comme un système à deux segments et deux degrés de liberté, contrôlé par six groupes musculaires (cf. figure 7) : deux muscles mono-articulaires (flexeurs et extenseurs) à l'épaule (grand pectoral et deltoïde) et au coude (chef long du biceps brachial et chef latéral du triceps brachial), ainsi que deux muscles bi-articulaires couvrant les deux articulations (chef court du biceps brachial et chef long du triceps brachial). De tels modèles ont déjà été largement utilisés par des

travaux portant sur la biomécanique, les neurosciences, ou les BMIs [13], [31], [18]. Les paramètres du modèle que nous utilisons sont issus soit de mesures réelles, soit de données provenant de la littérature.

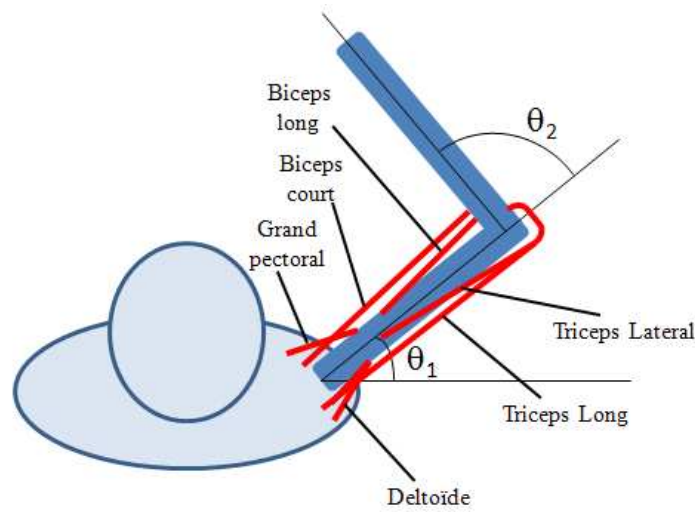


Fig. 7. Modèle du système musculo-squelettique du bras utilisé.

1) *Modèle de muscle*: Le modèle de muscle utilisé est basé sur le modèle de Hill, avec des forces active et passive agissant en parallèle (voir figure 8). Ces deux forces sont déterminées par des modèles analytiques, tels que décrits par Zajac [37].

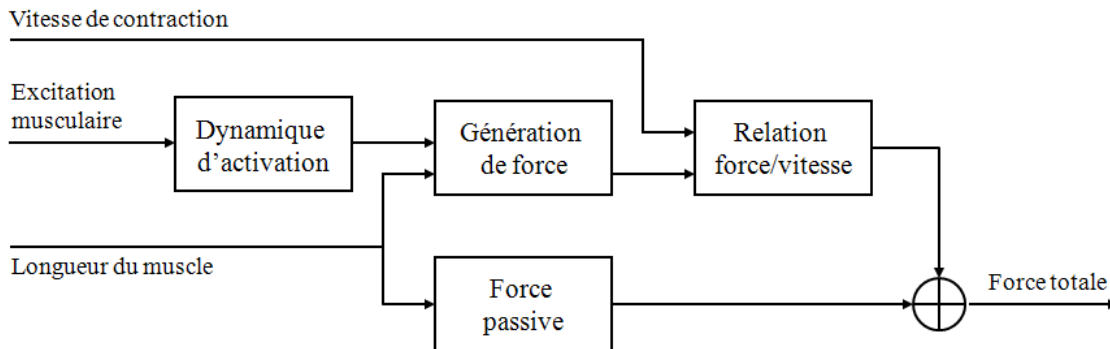


Fig. 8. Modèle de muscle : les forces active et passive agissent en parallèle.

a) *Force active*: La commande u (excitation musculaire) est filtrée par un filtre passe-bas d'ordre deux qui modélise la dynamique d'activation du tissu musculaire. Il en résulte une variable appelée activation musculaire a , suivant la dynamique donnée par l'équation 2 :

$$\tau^2 \ddot{a} + 2\tau \dot{a} + a = u \quad (2)$$

La constante de temps τ est fixée à 15 ms. L'activation musculaire génère une force également fonction de la longueur du muscle :

$$F_g = a \cdot F_{max} \left[1 - 4 \left(\frac{l - l_0}{l_0} \right)^2 \right]^+ \quad (3)$$

où $[x]^+ = \max(x, 0)$, l est la longueur du muscle, et l_0 la longueur optimale du muscle, mesurée par [12]. F_{max} est la force isométrique active maximale, et est donnée par l'aire de la section transversale du muscle (physiological cross-section area, ou PCSA en anglais). Une régression linéaire de cette aire en fonction du poids du primate est donnée par [7]. Un facteur d'échelle de 9.8 N/cm^2 est utilisé pour obtenir la valeur de F_{max} à partir de l'aire de la section du muscle.

La force produite par le muscle dépend de la vitesse de contraction ou d'élongation du muscle ; cette dépendance est modélisée, comme dans [13] (voir aussi [37] pour une discussion) par une sigmoïde :

$$F_a = F_g \left(f_1 + f_2 \cdot \text{atan} \left(f_3 + f_4 \cdot \dot{l} \right) \right) \quad (4)$$

où \dot{l} est la vitesse du muscle, F_a est la force active finalement générée par le muscle, et les coefficients $f_1 - f_4$ prennent les valeurs 0.82, 0.50, 0.43, et 58 s/m, respectivement.

b) *Force passive*: La contribution de la force passive se modélise de la façon suivante :

$$F_p = \left[\left(\frac{F_{max}}{e^{K_{sh}} - 1} \right) \left(e^{\frac{K_{sh}(l-l_0)}{0.5 \cdot l_0}} - 1 \right) \right]^+ \quad (5)$$

avec l , l_0 , et F_{max} tels que définis précédemment. K_{sh} est un facteur de forme pour l'exponentielle ; il est fixé à 3 dans notre modèle, pour obtenir une relation force/longueur similaire à celle présentée dans [37].

La force totale du muscle est donnée par :

$$F = F_a + F_p \quad (6)$$

2) *Géométrie*: Les forces produites par les muscles génèrent des couples articulaires. Le bras de levier est variable, et nous utilisons une régression linéaire fournie par [12], qui donne les bras de levier pour chaque muscle en fonction de la position articulaire de l'épaule et du coude :

$$\tau_{act} = A(\theta)^T \cdot F \quad (7)$$

où A est la matrice représentant les bras de levier, et τ_{act} le couple résultant.

3) *Dynamique directe*: La dynamique du bras pour des mouvements situés dans le plan horizontal est donnée par :

$$I(\theta)\ddot{\theta} + N(\theta, \dot{\theta}) = \tau_{act} \quad (8)$$

où I est la matrice d'inertie, fournie par une régression (fonction du poids) dans [7]. θ , $\dot{\theta}$, et $\ddot{\theta}$ représentent les positions, vitesses, et accélérations articulaires, respectivement. N rassemble les effets non-linéaires et les forces de friction. Par intégration numérique, il est donc possible de reconstruire la trajectoire du bras si l'on connaît son état initial et les entrées du modèle (excitations musculaires).

4) *Calcul de la raideur*: La raideur K est définie comme la relation entre une petite variation de la force F et une petite variation de position x : $K = \frac{\partial F}{\partial x}$. Pour calculer la raideur du bras au niveau de la main en coordonnées cartésiennes, plusieurs étapes sont nécessaires. On commence d'abord par calculer la raideur musculaire :

$$m = \frac{\partial F}{\partial l} = \frac{\partial F_a}{\partial l} + \frac{\partial F_p}{\partial l} = m_a + m_p \quad (9)$$

$$\begin{cases} m_a = -8 \cdot a \cdot F_{max} \left(\frac{l-l_0}{l_0^2} \right) \left(f_1 + f_2 \cdot \text{atan} \left(f_3 + f_4 \cdot \dot{l} \right) \right) & \text{si } \left(1 - 4 \left(\frac{l-l_0}{l_0} \right)^2 \right) > 0, 0 & \text{sinon} \\ m_p = \left(\frac{F_{max}}{e^{K_{sh}-1}} \right) \left(\frac{K_{sh}}{0.5 \cdot l_0} \right) e^{\frac{K_{sh}(l-l_0)}{0.5 \cdot l_0}} & \text{si } l > l_0, 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

On établit la raideur articulaire à partir de la raideur musculaire :

$$R = \frac{\partial \tau_{act}}{\partial \theta} = \frac{\partial A^T \cdot F}{\partial \theta} = A^T \frac{\partial F}{\partial l} \frac{\partial l}{\partial \theta} + \frac{\partial A^T}{\partial \theta} F = A^T \cdot m \cdot A + \frac{\partial A^T}{\partial \theta} F \quad (10)$$

Enfin, la raideur du bras au niveau de la main peut s'exprimer en coordonnées cartésiennes :

$$K = \frac{\partial E}{\partial x} = \frac{\partial (J^T)^{-1} \tau_{act}}{\partial x} = (J^T)^{-1} \frac{\partial \tau_{act}}{\partial \theta} \frac{\partial \theta}{\partial x} + \frac{\partial (J^T)^{-1}}{\partial \theta} \frac{\partial \theta}{\partial x} \tau_{act} = (J^T)^{-1} \left(R - \frac{\partial (J^T)}{\partial \theta} E \right) J^{-1} \quad (11)$$

où $E = (J^T)^{-1} \cdot \tau_{act}$ est la force développée au niveau de la main, et J la jacobienne du bras $\frac{\partial x}{\partial \theta}$. Une fois connues les variables de vitesse et de position articulaire, il est donc possible de calculer la raideur du bras.

B. Inversion du modèle : contrôle optimal

Comme annoncé plus tôt en section II, il est nécessaire de fournir à l'algorithme d'apprentissage un jeu de données contenant à la fois les entrées (activité neurale) et les sorties (excitations musculaires). En se basant sur des observations des positions articulaires réelles (i.e. issues d'une expérimentation pendant laquelle le primate effectue des mouvements), il est possible d'obtenir des estimations de ces excitations musculaires en utilisant une méthode de contrôle optimal. Cette transformation (inversion d'un modèle dynamique) n'est pas unique, à cause de la redondance du système musculo-squelettique (dans notre modèle : 6 muscles pour 2 articulations). Pour cette raison, une contrainte supplémentaire doit être ajoutée ; ce problème n'est pas nouveau, et est généralement résolu en minimisant la dépense énergétique [31], [2], ici celle des muscles. La procédure de contrôle optimal que nous utilisons a été développée par [19], et nous permet de minimiser la fonction de coût suivante :

$$C = \sum_{k=1}^n \alpha (\theta_k^p - \theta_k^T)^2 + \beta (u_k^p)^2 \quad (12)$$

où u_k^p sont les prédictions des activations musculaires à l'instant k , θ_k^p sont les positions articulaires simulées (découlant des prédictions des activations musculaires u_k^p et de la dynamique du modèle), et θ_k^T sont les positions articulaires réelles que l'on cherche à suivre. α et β sont des gains permettant de régler la contribution relative dans la fonction de coût de l'erreur de suivi en coordonnées articulaires et de la dépense énergétique musculaire. Dans notre cas, nous souhaitons que les positions articulaires simulées suivent les positions articulaires observées tout en utilisant des excitations musculaires les plus faibles possible ; on choisit donc $\alpha = 100$ et $\beta = 1$. Ce problème de minimisation pourrait être résolu de différentes façons : par exemple, il serait possible d'utiliser une formulation d'optimisation sous contraintes, pour minimiser la dépense énergétique tout en bornant l'erreur de position (contrainte d'égalité).

1) *Remarque:* Dans cette approche, nous résolvons la question de la redondance par un critère d'énergie minimale. Cela signifie, que pour une cinématique et un modèle dynamique donnés, les résultats obtenus seront systématiquement ceux correspondant à la minimisation du critère énergétique. Une critique pourrait alors être adressée, arguant que cette méthode n'autorise pas de liberté sur les excitations musculaires, et donc sur la raideur. Effectivement, pour une valeur d'énergie minimale donnée, deux mouvements ayant la même cinématique auront forcément la même raideur (sauf dans le cas de multiples minima locaux de la fonction de coût, ce qui n'est pas non plus à exclure). Ceci dit, il est possible de forcer le système à se déplacer sur un niveau d'énergie différent, en ajoutant par exemple des perturbations agissant sur le mouvement (voir exemple plus loin, en section III-C). Dans une expérimentation réelle, il est possible de faire exécuter des mouvements au primate tout en appliquant des perturbations (grâce au KINARM, voir section I-G.2) : l'animal augmenterait alors la raideur de ses mouvements pour effectuer la tâche correctement. Quelque part, cela revient pour le contrôleur (contrôle optimal en simulation ou système nerveux central chez le singe) à n'augmenter la raideur que lorsque la dynamique extérieure l'impose, ce qui est tout à fait réaliste.

C. Filtre de Wiener

Plusieurs méthodes d'apprentissage statistique seraient envisageables pour réaliser le lien activité neurale \leftrightarrow excitations musculaires. Nous avons choisi, dans l'esprit de [6], de modéliser les excitations musculaires comme une combinaison linéaire de l'activité neurale, en utilisant une régression linéaire multidimensionnelle, ou filtre de Wiener, qui s'écrit :

$$y(k) = b + \sum_{i=0}^L a(i)x(k-i) + \epsilon(k) \quad (13)$$

Dans cette équation, $x(k-i)$ est le vecteur d'entrée constitué des fréquences de décharge de chaque neurone à l'instant t moins un retard i , $y(k)$ est le vecteur des activations musculaires à l'instant k , $a(i)$ est le vecteur des poids correspondant au retard i , b est le vecteur des ordonnées à l'origine, et $\epsilon(k)$ les erreurs résiduelles. L est le nombre d'instants de retard utilisé. Cette équation peut se réécrire sous forme matricielle :

$$Y = XA \quad (14)$$

Chaque ligne correspond à un instant temporel, et chaque colonne est un vecteur de données. On remarquera que la matrice X contient des données retardées, et possède donc une colonne pour chaque valeur de retard pour chaque neurone enregistré. Les ordonnées à l'origine sont gérées en ajoutant une colonne de uns à la matrice X . La matrice A est alors résolue par :

$$A = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (15)$$

III. RÉSULTATS

A. Contrôle optimal

1) *Trajectoire:* Après optimisation des variables d'excitation musculaires (les entrées de notre modèle dynamique), il est possible de comparer la trajectoire simulée avec la trajectoire cible (les mesures réelles). Les résultats sont présentés par la figure 9, et mettent en évidence une erreur très faible entre la trajectoire désirée et celle simulée. L'erreur RMS sur l'ensemble des 6500 échantillons de notre jeu de données est 0.0027 rad pour l'angle de l'épaule, et 0.0035 rad pour celui du coude.

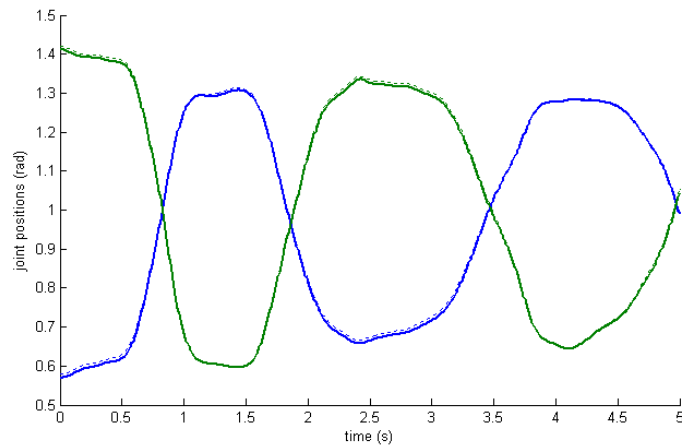


Fig. 9. Comparaison des positions articulaires simulées résultant de la procédure de contrôle optimal (lignes pleines) et des positions articulaires réelles que l'on cherche à suivre (pointillés). Les courbes bleues représentent l'épaule, les courbes vertes le coude. Les courbes simulées et réelles sont difficile à distinguer les unes des autres, montrant que la procédure d'optimisation donne de bons résultats.

2) *Excitations musculaires*: Les excitations musculaires prédites par la procédure de contrôle optimal (chef latéral du triceps brachial) ont été comparées à des enregistrements EMG (voir figure 10). Les signaux EMG bruts sont d'abord rectifiés, filtrés passe-bas pour en détecter l'enveloppe, puis normalisés en fonction de leur amplitude min et max. On remarque sur la figure que l'amplitude de la prédiction et du signal EMG ne sont pas exactement les mêmes ; ceci n'a rien de surprenant dans la mesure ou il est difficile de connaître l'échelle « absolue » des signaux EMG (même si leur normalisation va dans ce sens). Toutefois, et c'est bien le plus important, la prédiction et l'EMG signaux sont très proches d'un point de vue temporel, ce qui signifie que le modèle musculo-squelettique utilise capture bien l'essentiel de la dynamique. De manière générale, les résultats que nous obtenons sont tout à fait comparables à ceux obtenus par [2].

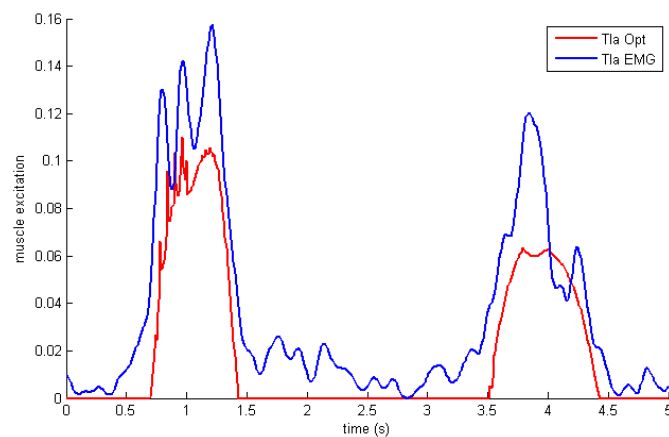


Fig. 10. Comparaison entre les excitations musculaires prédites par la procédure de contrôle optimal (courbe rouge) et un enregistrement EMG (courbe bleu). Il s'agit du chef latéral du triceps brachial.

B. Filtre de Wiener et simulation du mouvement

Nous avons séparé notre jeu de données constitué de 6500 échantillons (correspondant à 650 secondes d'enregistrement échantillonnées à 10 Hz, puisque nous utilisons des fenêtres temporelles de 100 ms pour

calculer la fréquence de décharge des neurones) en deux : une première partie de 5500 échantillons dédiée à l'apprentissage, et un jeu de test de 1000 échantillons. Les coefficients de corrélation (pour le jeu de test) entre les excitations musculaires cibles et prédites par le filtre de Wiener vont de 0.6 à 0.8.

Ces excitations prédites servent ensuite d'entrée au modèle musculo-squelettique, qui fournit par simulation la trajectoire et la raideur du mouvement. Sur le jeu de test, nous avons comparé les prédictions des positions articulaires (après intégration numérique) avec les positions articulaires réelles (voir figure 11) ; les coefficients de corrélation pour l'angle de l'épaule et du coude étaient de 0.88 et 0.89, respectivement. Ces résultats sont comparables à d'autres obtenus par de récents travaux sur les BMIs [27], [29], [6].

Les coefficients de corrélation de prédiction des excitations musculaires sont en deçà de ce qu'on pourrait en attendre (de l'ordre de 0.8) ; ceci est peut être du au fait que les prédictions faites par le filtre de Wiener n'ont pas de contraintes de borne inférieure ou supérieure, alors que les excitations musculaires cibles sont bornées dans l'intervalle $[0 - 1]$. De fait, les excitations musculaires passent une partie significative de leur temps à 0 ; durant ces périodes, le filtre de Wiener aura tendance à produire du bruit. Cependant, le résultat final, les prédictions des positions angulaires, est bien meilleur que les prédictions des excitations musculaires, mettant en exergue un effet bénéfique du modèle musculo-squelettique sur la qualité de prédiction. Tout se passe comme si le modèle agissait comme un « filtre adapté » sur ses entrées (les excitations musculaires) pour donner un meilleur résultat en sortie (les prédictions des positions angulaires, et de la raideur).

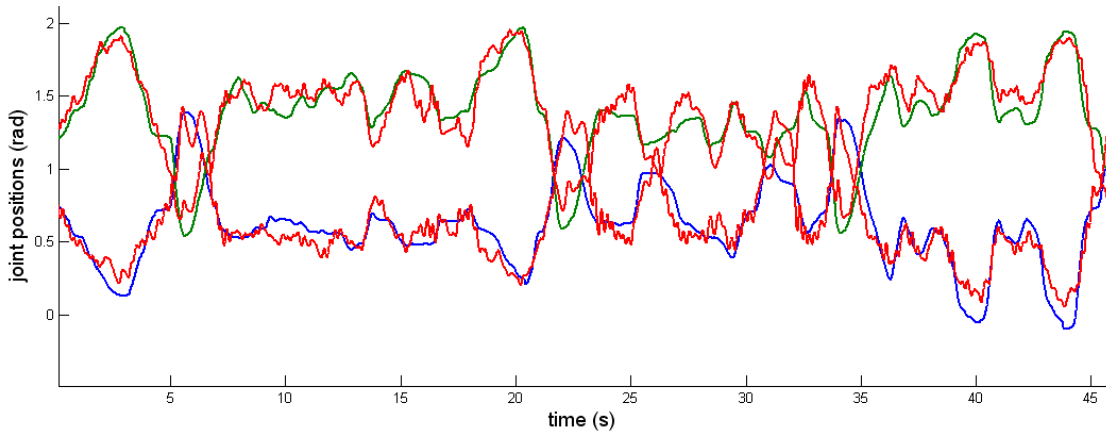


Fig. 11. Résultats de la prédiction de la trajectoire. Les courbes bleues et vertes correspondent aux mesures réelles des angles de l'épaule et du coude ; les courbes rouges sont les prédictions données par notre modèle.

C. Calcul de la raideur

1) *Validation en simulation*: Pour effectuer une validation de l'estimation de la raideur par le modèle, nous avons lancé la procédure de contrôle optimal sur deux mouvements ayant exactement la même cinématique, mais dans deux conditions dynamiques différentes : dans le premier, la dynamique utilisée est la dynamique non-perturbée de l'équation (8), et dans le second cas, le bras effectue le mouvement dans un champ de force. Ce champ de force impose une rotation dans le sens trigonométrique au bras, au niveau de la main. La nouvelle équation de la dynamique s'écrit :

$$I(\theta)\ddot{\theta} + N(\theta, \dot{\theta}) = \tau_{act} + \tau_{FF} \quad (16)$$

où $\tau_{FF} = J^T \cdot P_{FF}$ et :

$$P_{FF} = \begin{bmatrix} 0 & -5 \\ 5 & 0 \end{bmatrix} \dot{X}$$

où \dot{X} est la vitesse de la main en coordonnées cartésiennes. Comme le montre la figure 12.a, le champ de force conduit à une augmentation de la raideur. Ce comportement était attendu, et est bien prédit par notre modèle.

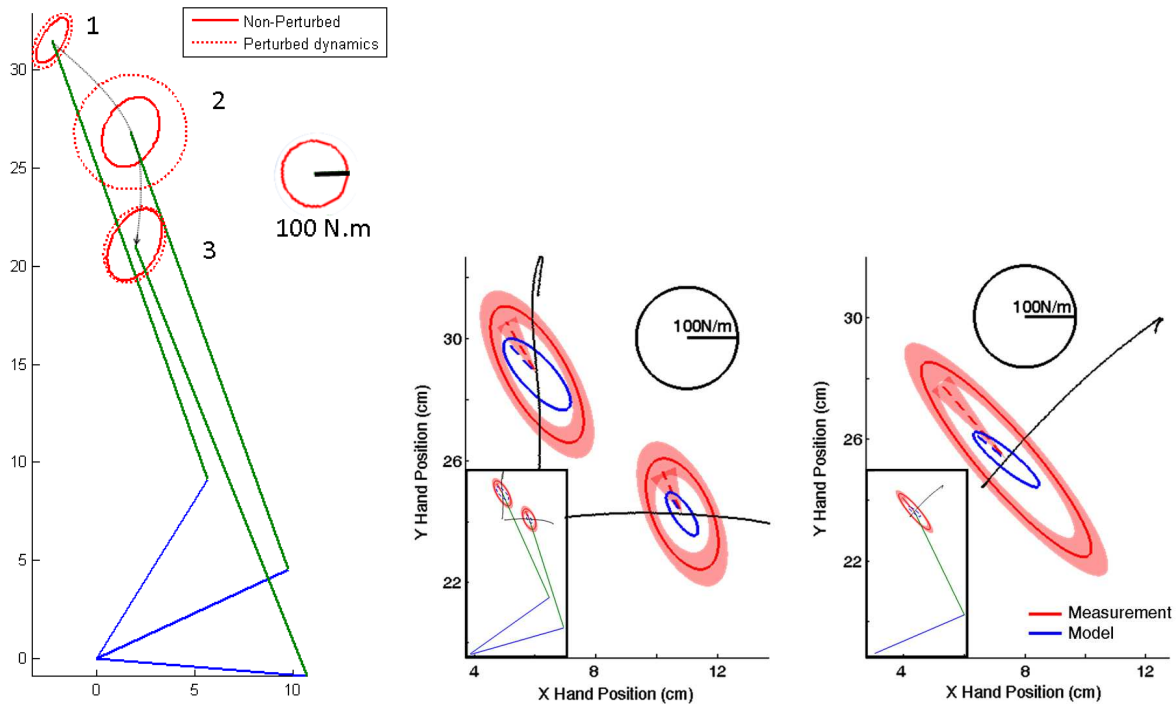


Fig. 12. a. (gauche) Simulation de la raideur pour deux cinématiques identiques, mais dans des conditions dynamiques différentes. Le bras et l'avant-bras sont représentés par les segments vert et bleu, respectivement. La raideur est représentée par les ellipses [15] rouges : la ligne pleine correspond à la dynamique non-perturbée, la courbe en pointillés à la dynamique dans le champ de force. Comme attendu, la raideur augmente en présence de perturbations. b. (droite) Comparaison de la raideur mesurée expérimentalement (rouge) et des prédictions du modèle (bleu), pour 3 directions de mouvement. Les encarts présentent la posture du bras ; les figures principales montrent le détail des ellipses de raideur au niveau de la main. Les intervalles de confiance à 95% pour les données mesurées sont représentés par les zones rouge pâle ; les traits en pointillés représentent l'axe principal des ellipses.

2) *Validation expérimentale*: La mesure expérimentale de la raideur d'un bras nécessite un appareillage complexe et de nombreux essais pour parvenir à un résultat fiable. Des procédures existent toutefois [11], [3], et nous avons mesuré la raideur du bras d'un singe macaque, pour ensuite à la comparer aux prédictions de notre modèle pour la même cinématique. La figure 12.b montre une comparaison de la raideur (représentée par une ellipse, selon la description de [15]) mesurée et prédite par le modèle. Le modèle reproduit fidèlement l'orientation et la forme des ellipses (i.e. excentricité) pour les 3 mouvements ; l'amplitude simulée par le modèle est toutefois plus faible que l'amplitude mesurée. Cette différence pourrait s'expliquer par le fait que le modèle ne prend pas en compte les réflexes à l'oeuvre dans le bras réel, et mesurés par les méthodes de mesure de la raideur utilisées. En effet, ces méthodes sont basées sur un principe de perturbation active du mouvement, et sur l'observation de la cinématique dans les 300ms suivant la perturbation (durée suffisamment longue pour permettre aux mécanismes réflexes de se mettre en place).

IV. DISCUSSION

Le but ultime de ces travaux est l'implémentation temps-réel d'une interface cerveau-machine permettant de contrôler la position et la raideur d'un dispositif robotique. La méthode d'estimation conjointe de la cinématique et de la raideur d'un mouvement que nous proposons a été pensée dans cette optique : les traitements à effectuer en ligne (filtre de Wiener, intégration de la dynamique, et calcul matriciel de la raideur) sont tout à fait compatibles avec la contrainte temps-réel. Cette méthode a été validée à l'aide de données neurales et comportementales issues d'expérimentations chez le singe macaque.

Un des avantages de cette méthode d'estimation est qu'elle est transposable à n'importe quel modèle musculo-squelettique. Le modèle que nous avons utilisé est largement simplifié, puisqu'il ne prend en compte que 6 muscles et 2 degrés de liberté. Or il est tout à fait possible d'envisager un modèle à 15 muscles et 4 degrés de liberté, voire au delà [2], [28]. De même, des modèles de muscles plus proches de la physiologie pourraient être employés, où d'autres variables seraient prises en compte, telles que la dynamique du calcium, les types de fibres, etc... Tout ceci est directement implémentable dans notre approche. Toutefois, l'utilisation d'un modèle plus détaillé soulève plusieurs questions : d'une part se pose le problème de l'identification des paramètres. D'autre part, il y a un compromis à faire entre le niveau de détail du modèle et la vitesse de calcul : en effet, le temps requis par la procédure de contrôle optimal est très largement dépendant du nombre de variables d'état utilisées par le modèle. Enfin, il est difficile de savoir dans quelle mesure une augmentation de la complexité du modèle mènerait à une amélioration de la performance de la prédiction du mouvement. Ceci dit, nous avons pu constater que l'introduction d'un modèle dynamique de muscle permet une meilleure prédiction des excitations musculaires (comparaison aux EMG) que celles présentées par [18].

La suite logique de ces travaux est bien évidemment la réalisation d'une expérimentation en boucle fermée de contrôle de la raideur par une interface cerveau-machine. Si la partie commande de la boucle ne présente aucune difficulté particulière (nous avons déjà pu valider le contrôle de raideur avec le KINARM, voir [14]), le retour sensoriel de l'information de raideur pose quelques questions. En effet, si donner une information de position au sujet est trivial, donner une information de raideur n'est pas aussi intuitif. Une solution pourrait être d'afficher sur l'écran d'expérimentation les ellipses de raideur telles qu'en figure 12. Stimuler électriquement des zones sensorielles du cortex est une idée également régulièrement évoquée [34].

REMERCIEMENTS

Ces travaux ont été financés en partie par la Délégation Générale pour l'Armement (bourse post-doctorale N° PDE 07C0067).

REFERENCES

- [1] R. Ajemian, A. Green, D. Bullock, L. Sergio, J. Kalaska, and S. Grossberg. Assessing the function of motor cortex : single-neuron models of how neural response is modulated by limb biomechanics. *Neuron*, 58 :414–428, 2008.
- [2] D. Blana, J.G. Hincapie, E.K. Chadwick, and Kirsh. R.F. A musculoskeletal model of the upper extremity for use in the development of neuroprosthetic systems. *J. of Biomech.*, 41 :1714–1721, 2008.
- [3] E. Burdet. A method for measuring endpoint stiffness during multi-joint arm movements. *J. of Biomech.*, 33 :1705–1709, 1999.
- [4] E. Burdet, R. Osu, D. W. Franklin, T. E. Milner, and M. Kawato. The cns skillfully stabilizes unstable dynamics by learning optimal impedance. *Nature*, 414 :446–449, 2001.
- [5] R. Caminiti, P. B. Johnson, C. Galli, S. Ferrania, and Y. Burnod. Making arm movement within different parts of space : The premotor and motor cortical representation of a coordinate system for reaching to visual targets. *J. Neurosci.*, 11 :1182–1197, 1991.
- [6] J.M. Carmena, M.A. Lebedev, R.E. Crist, J.E. O'Doherty, D.M. Santucci, D. Dimitrov, P.G. Patil, C.S. Henriquez, and M.A.L. Nicolelis. Learning to control brain-machine interface for reaching and grasping by primates. *PLoS Biol.*, 1 :193–208, 2003.
- [7] E.J. Cheng and S.H. Scott. Morphometry of macaca mulatta forelimb. i. shoulder and elbow muscles and segment inertial parameters. *J. Morphol.*, 245 :206–224, 2000.

- [8] E. Evarts. Relation of pyramidal tract activity to force exerted during voluntary movement. *J. Neurophysiol.*, 31 :14–27, 1968.
- [9] A. P. Georgopoulos, J. F. Kalaska, R. Caminiti, and J. T. Massey. On the relations between the direction of two-dimensional arm movements and cell discharge in primate motor cortex. *J. Neurosci.*, 2 :1527–1537, 1982.
- [10] A.P. Georgopoulos, R.E. Kettner, and A.B. Schwartz. Primate motor cortex and free arm movements to visual targets in three-dimensional space. ii. coding of the direction of movement by a neuronal population. *J. Neurosci.*, 8 :2928–2937, 1988.
- [11] H. Gomi and M. Kawato. Human arm stiffness and equilibrium-point trajectory during multi-joint movement. *Biol. Cybern.*, 76 :163–171, 1997.
- [12] K.M. Graham and S.H. Scott. Morphometry of macaca mulatta forelimb. iii. moment arm of shoulder and elbow muscles. *J. Morphol.*, 255 :301–314, 2003.
- [13] P. L. Gribble, D. J. Ostry, V. Sanguineti, and R. Laboisiere. Are complex control signals required for human arm movement? *J. Neurophysiol.*, 79 :1409–1424, 1998.
- [14] R. Héliot, A. Orsborn, and J.M. Carmena. Stiffness control of 2-dof exoskeleton for brain-machine interfaces. In *2nd IEEE RAS / EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*, Scottsdale (AZ), USA, October 2008.
- [15] N. Hogan. Impedance control : An approach to manipulation : Parts i-iii. *ASME J. Dyn. Syst., Meas., Control*, 107 :1–24, 1985.
- [16] N. Hogan. Skeletal muscle impedance in the control of motor actions. *Journal of mechanics in medicine and biology*, 2 :359–373, 2002.
- [17] S. Kakei, D. Hoffman, and P. L. Strick. Muscle and movement representations in the primary motor cortex. *Science*, 285 :2136–2139, 1999.
- [18] H.K. Kim, J.M. Carmena, S.J. Biggs, T.L. Hanson, M.A.L. Nicolelis, and M.A. Srinivasan. The muscle activation method : An approach to impedance control of brain-machine interfaces through a musculoskeletal model of the arm. *IEEE. trans. Biomedical Engineering*, 54 :1520–1529, 2007.
- [19] W. Li and E. Todorov. Iterative linear-quadratic regulator design for nonlinear biological movement systems. In *1st International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, volume 1, pages 222–229, 2004.
- [20] D. W. Moran and A. B. Schwartz. Motor cortical representation of speed and direction during reaching. *J. Neurophysiol.*, 82 :2676–2692, 1999.
- [21] F.A. Mussa-Ivaldi. Do neurons in the motor cortex encode movement direction? an alternative hypothesis. *Neurosci. Letters*, 91 :106–111, 1988.
- [22] A.I. Nobunaga, B.K. Go, and R.B. Karunas. Recent demographic and injury trends in people served by the model spinal cord injury care systems. *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, 80 :1372–1382, 1999.
- [23] A. Ramon-Cueto, G.W. Plant, J. Avila, and M.B. Bunge. Long-distance axonal regeneration in the transected adult rat spinal cord is promoted by olfactory ensheathing glia transplants. *J. Neurosci.*, 18 :3803–3815, 1998.
- [24] J.K. Salisbury. Active stiffness control of a manipulator in cartesian coordinates. In *Proc. of Conf. on Decision and Control*, pages 95–101, 1980.
- [25] S. Scott and J. F. Kalaska. Changes in motor cortex activity during reaching movements with similar hand paths but different arm postures. *J. Neurophysiol.*, 73 :2563–2567, 1995.
- [26] S.H. Scott. Apparatus for measuring and perturbing shoulder and elbow joint positions and torques during reaching. *J. of neuroscience methods*, 89 :119–127, 1999.
- [27] M. D. Serruya, N. G. Hatsopoulos, L. Paninski, M. R. Fellows, and J.P. Donoghue. Instant neural control of a movement signal. *Nature*, 416 :141–142, 2002.
- [28] D. Song, N. Lan, G.E. Loeb, and J. Gordon. Model-based sensorimotor integration for multi-joint control : development of a virtual arm model. *Annals of Biomedical Engineering*, to appear.
- [29] S. I. Taylor, D. M. and Tillery and A. B. Schwartz. Direct cortical control of 3d neuroprosthetic devices. *Science*, 296 :1829–1832, 2002.
- [30] E. Todorov. On the role of primary motor cortex in arm movement control. In Latash and Levin, editors, *Progress in Motor Control III*.
- [31] E. Todorov. Direct cortical control of muscle activation in voluntary arm movements : a model. *Nat. Neurosci.*, 3 :391–398, 2000.
- [32] W. Truccolo, G.M. Friehs, J.P. Donoghue, and L.R. Hochberg. Primary motor cortex tuning to intended movement kinematics in humans with tetraplegia. *J. Neurosci.*, 28 :1163–1178, 2008.
- [33] Meel Velliste, Sagi Perel, M. Chance Spalding, Andrew S. Whitford, and Andrew B. Schwartz. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. *Nature*, 453(7198) :1098–1101, 2008.
- [34] S. Venkatraman, J.D. Long, K. Elkabany, Y. Yao, and J.M. Carmena. A system for neural recording and closed-loop intracortical microstimulation in awake rodents. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56 :15–22, 2009.
- [35] W. Wang, S.S. Chan, D.A. Heldman, and D.W. Moran. Motor cortical representation of position and velocity during reaching. *J. Neurophysiol.*, 97 :4258–4270, 2007.
- [36] J. Wessberg, C. R. Stambaugh, J. D. Kralik, M. Laubach, J. K. Chapin, J. Kim, S. J. Biggs, M. A. Srinivasan, and M. A. L. Nicolelis. Real-time prediction of hand trajectory by ensemble of cortical neurons in primates. *Nature*, 408 :361–365, 2000.
- [37] F.E. Zajac. Muscle and tendon : properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 17 :359–411, 1989.